

Algoritma Genetika untuk Mengoptimasi Konsumsi Energi pada Proses Kolom Distilasi Metanol-Air

Totok R. Biyanto

Teknik Fisika, Fakultas Teknologi Industri, ITS Surabaya
Kampus ITS Keputih Sukolilo Surabaya 60111
Telp : 62 31 5947188 Fax : 62 31 5923626
E-mail: trb@ep.its.ac.id

ABSTRAK

Kolom distilasi merupakan unit operasi yang kompleks dan nonlinier. Biaya operasi kolom distilasi yang sangat tinggi menuntut pengembangan metode yang mampu mengoptimasi konsumsi energi. Salah satu alternatif metode tersebut adalah optimasi algoritma genetika. Pemodelan kolom distilasi yang dilakukan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan struktur Multi Layer Perceptron (MLP). Struktur input model yang diturunkan adalah struktur Nonlinear Auto Regressive with eXternal input (NARX). Pengaturan bobot bagi jaringan syaraf tiruan dilakukan menggunakan algoritma Levenberg-Marquardt yang mampu memberikan hasil dengan RMSE cukup baik, yakni 3.9974×10^{-4} untuk beban energi condenser dan 1.7435×10^{-4} untuk beban energi reboiler. Hasil optimasi dengan metode algoritma genetika mendapatkan variabel proses pressure top 106.846 Kpa, level condenser 30.289%, temperatur feed 83.48°C , fraksi feed 0.5258, feed 493.518 Kgmol/jam. Hasil optimasi diujikan secara simulasi pada plant hysys dan didapatkan $Q_c 1.83 \times 10^7$ dan $Q_r 1.33 \times 10^7$ atau menunjukkan terjadinya penurunan beban energi Q_c dan Q_r , sehingga menghemat biaya steam pada reboiler dan biaya cooling water sebesar 46.2 %.

Kata kunci : Optimasi, Kolom distilasi, Jaringan syaraf tiruan, Algoritma genetika.

ABSTRACT

Distillation column has multivariable and nonlinear characteristics. High operation cost of distillation column required energy consumption optimization. The new alternative method to find out the lowest energy consumption of distillation column is optimization method using genetic algorithm. In this research, distillation model built up by neural network Multi Layer Perceptron (MLP) with Nonlinear Auto Regressive with eXternal input (NARX) structure, learning algorithm using Levenberg-Marquardt. Neural Network model has RMSE 3.9974×10^{-4} for condenser duty and RMSE 1.7435×10^{-4} for reboiler duty. Genetic algorithm optimization results are $Q_c 1.85 \times 10^7$ and $Q_r 1.05 \times 10^7$ which process variables are top pressure 106.846 Kpa, level condenser 30.289%, temperature feed 83.48°C , fraction feed 0.5258, flow feed 493.518 Kgmol/hour. In other word, there are decreasing steam and cooling water cost up to 46.2 %.

Keywords: Optimization, Distillation column, Artificial neural network, Genetic algorithm.

PENDAHULUAN

Metanol akan semakin banyak diperbincangkan dimasa yang akan datang, seiring dengan banyaknya pembuatan energi alternatif terutama dari bio-energi. Produksi metanol adalah salah satu rantai dari proses pembuatan energi alternatif, namun keberadaan metanol tidak terlepas dari komponen pengotor misalnya air. Proses pemisahan metanol-air biasanya menggunakan kolom distilasi multi tray yang kompleks dan nonlinier.

Distilasi merupakan teknik pemisahan campuran yang terdiri dari dua atau lebih komponen menjadi komponen yang mempunyai tingkat kemurnian

sesuai keinginan. Secara umum teknik distilasi banyak digunakan dalam industri *refinery* dan industri petrokimia. Permasalahan utama dalam distilasi adalah pemakaian energi yang tinggi [2][6][8].

Beberapa teknik telah dikembangkan untuk mengatasi masalah besarnya konsumsi energi seperti pengintegrasian dari kolom distilasi dengan keseluruhan proses yang secara teori dapat menghasilkan penghematan energi yang signifikan sampai dengan 28-33% bila dibandingkan dengan konfigurasi konvensional [2]. Teknik lain adalah dengan melakukan optimasi untuk mencari kondisi operasi yang membutuhkan energi yang terkecil. Optimasi ini bisa dilakukan dengan memanfaatkan algoritma genetika.

Algoritma genetika adalah algoritma pencarian yang didasarkan pada mekanisme seleksi alamiah dan genetika alamiah. Optimasi algoritma genetika umum

Catatan: Diskusi untuk makalah ini diterima sebelum tanggal 1 Juni 2007. Diskusi yang layak muat akan diterbitkan pada Jurnal Teknik Elektro volume 7, nomor 1, September 2007.

digunakan karena kemudahan dalam implementasi dan kemampuannya untuk menemukan solusi dengan baik. Penelitian sebelumnya [9], telah menggunakan algoritma genetika untuk optimasi integrasi energi panas pada kolom distilasi agar diperoleh susunan yang paling hemat pemakaian energinya.

Metode algoritma genetika banyak dipakai untuk tujuan optimasi numerik dengan merepresentasikan masalah kedalam persamaan matematis. Dengan demikian mutlak diperlukan adanya suatu model untuk merepresentasikan proses kolom distilasi. Namun pengembangan model kolom distilasi yang *nonlinear* dan multivariabel dengan persamaan matematis menjadi kendala tersendiri berkaitan dengan jumlah persamaan yang dibutuhkan serta waktu penyelesaian yang lama [4].

Menurut [3][4], pemodelan kolom distilasi dapat dilakukan dengan memanfaatkan kelebihan yang dimiliki jaringan syaraf tiruan (JST) dalam membangun hubungan *nonlinear* antara *input-output* sehingga memiliki karakteristik yang sama dengan proses yang ditinjau.

Permasalahan

Permasalahan pada penelitian ini adalah bagaimana membuat model proses kolom distilasi, mengoptimasi beban energi panas *reboiler* dan *condenser* pada proses kolom distilasi dengan menggunakan algoritma genetika, dan berapa penghematan biaya karena pengurangan pemakaian energi pada *reboiler* dan *condenser*.

Tujuan Penelitian

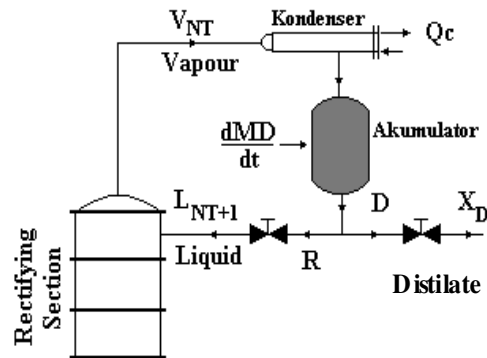
Tujuan dari penelitian ini adalah merancang dan menganalisa sistem optimasi pada proses kolom distilasi dengan menggunakan algoritma genetika dalam meminimalkan konsumsi energi ataupun pengeluaran biaya untuk pemakaian *steam* pada *reboiler* dan *cooling water* pada *condenser*.

TINJAUAN PUSTAKA

Kolom Distilasi Biner

Kolom distilasi biner mempunyai kesetimbangan massa [6] dan energi [3][4] yang dapat diterangkan sebagai berikut:

Kesetimbangan massa pada kondensor dan reflux drum



Gambar 1. Kesetimbangan massa pada kondensor dan reflux drum

Neraca massa total:

$$\frac{dM_D}{dt} = V_{NT} - L_{NT+1} - D \quad (1)$$

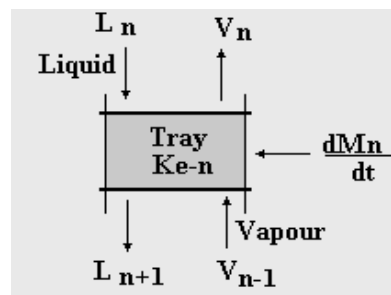
Neraca massa komponen:

$$\frac{d(M_D X_D)}{dt} = V_{NT} Y_{NT} - (L_{NT+1} + D) X_D \quad (2)$$

Neraca panas:

$$\frac{d(M_D h_D)}{dt} = V_{NT} H_{NT} - L_{NT+1} h_{NT+1} - D h_D - Q_c \quad (3)$$

Kesetimbangan massa pada tiap tray



Gambar 2. Kesetimbangan massa pada tiap tray

Neraca massa total:

$$\frac{dM_n}{dt} = L_{n+1} - L_n + V_{n-1} - V_n \quad (4)$$

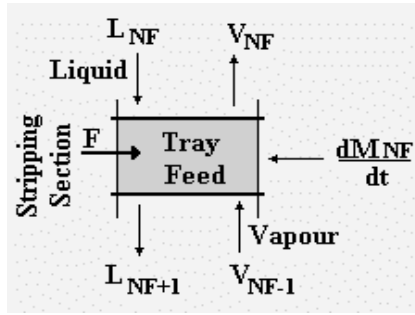
Neraca massa komponen:

$$\frac{d(M_n X_n)}{dt} = L_{n+1} X_{n+1} - L_n X_n + V_{n-1} Y_{n-1} - V_n Y_n \quad (5)$$

Neraca massa panas :

$$\frac{d(M_n h_n)}{dt} = L_{n+1} h_{n+1} - L_n h_n + V_{n-1} H_{n-1} - V_n H_n \quad (6)$$

Kesetimbangan massa pada tray umpan ($n = N_F$)



Gambar 3. Kesetimbangan massa pada tray umpan

Neraca massa total:

$$\frac{dM_{NF}}{dt} = L_{NF+1} - L_{NF} + F + V_{NF-1} - V_{NF} \quad (7)$$

Neraca massa komponen:

$$\frac{d(M_{NF} X_{NF})}{dt} = L_{NF+1} X_{NF+1} - L_{NF} X_{NF} + V_{NF-1} Y_{NF-1} - V_{NF} Y_{NF} + F X_F \quad (8)$$

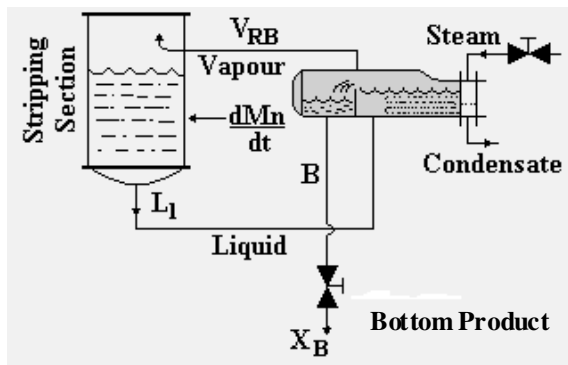
Neraca panas:

$$\frac{d(M_{NF} h_{NF})}{dt} = L_{NF+1} h_{NF+1} - L_{NF} h_{NF} + V_{NF-1} H_{NF-1} - V_{NF} H_{NF} + F h_F \quad (9)$$

Neraca panas:

$$\frac{d(M_n h_n)}{dt} = L_{n+1} h_{n+1} - L_n h_n + V_{n-1} H_{n-1} - V_n H_n \quad (10)$$

Kesetimbangan massa pada reboiler dan base kolom



Gambar 4. Kesetimbangan massa pada Reboiler dan base kolom

Neraca massa total:

$$\frac{dM_n}{dt} = L_1 - V_{RB} - B \quad (11)$$

Neraca massa komponen:

$$\frac{d(M_B X_B)}{dt} = L_1 X_1 - V_{RB} Y_B - B X_B \quad (12)$$

Neraca panas:

$$\frac{d(M_B h_B)}{dt} = L_1 h_1 - V_{RB} H_B - B h_B + Q_R \quad (13)$$

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan Algoritma Belajar Levenbeg Marquard

Algoritma Levenberg Marquardt dapat didirings sebagai berikut: [7]

1. Pilih vector bobot awal $w^{(0)}$ dan harga awal $\lambda^{(0)}$.
2. Dimana w adalah bobot dan λ diberikan harga awal.

Tentukan arah pencarian.

$$[R(w^{(i)} + \lambda^{(i)} I)] f^{(i)} = -G(w^{(i)}) \quad (14)$$

diperoleh f dan dimasukan ke:

$$w = \arg \min_w V_N(w, Z^N)$$

jika $V_N(w^{(i)} + f^{(i)}, Z^N) < V_N(w^{(i)}, Z^N)$ sehingga memenuhi $w^{(i+1)} = w^{(i)} + f^{(i)}$ sebagai iterasi baru, maka $\lambda^{(i+1)} = \lambda^{(i)}$. Jika tidak maka mencari harga baru dari r

$$r^{(i)} = \frac{V_N(w^{(i)}, Z^N) - V_N(w^{(i)} + f^{(i)}, Z^N)}{V_N(w^{(i)}, Z^N) - L^{(i)}(w^{(i)} + f^{(i)})} \quad (15)$$

jika $r^{(i)} > 0,75$ maka $\lambda^{(i)} = \lambda^{(i)}/2$

jika $r^{(i)} < 0,25$ maka $\lambda^{(i)} = 2\lambda^{(i)}$

3. Jika kriteria tercapai, maka perhitungan berhenti. Jika kriteria belum tercapai maka mengulangi langkah nomor 2.

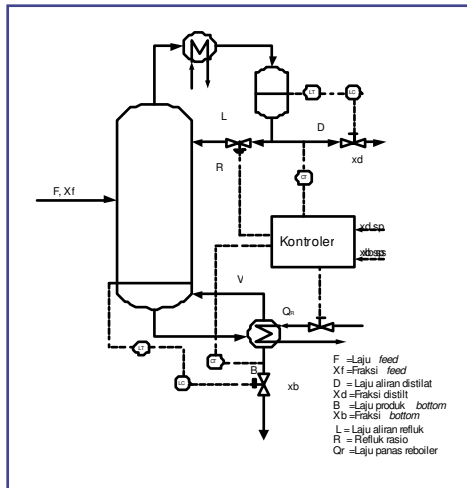
Algoritma Genetika

Secara umum siklus dari algoritma genetika dapat didefinisikan dalam beberapa langkah sebagai berikut:

1. Representasi kromosom
2. Penentuan parameter algoritma genetika.
3. Penyusunan populasi awal secara acak.
4. *Decoding* dari nilai masing-masing kromosom dalam populasi.
5. Perhitungan nilai *fitness* dari setiap kromosom.
6. Pemilihan kromosom-kromosom untuk membentuk generasi baru.
7. Operasi *crossover* dan mutasi.
8. Pembentukan populasi untuk generasi berikutnya.
9. Jika prosesnya konvergen atau jumlah generasinya sama dengan batas (*input*), proses seleksi dan kromosom terbaik sebagai solusi. Jika tidak kembali ke langkah 4

SISTEM YANG DITELITI

Penelitian ini menggunakan model pemisahan sistem metanol-air dalam kolom distilasi tunggal dengan menggunakan struktur pengendalian L-V. Spesifikasi perancangan sistem ditunjukkan pada Tabel 1



Gambar 5. Struktur kolom distilasi dengan struktur L-V

Tabel 1. Data *steady state* kolom distilasi metanol-air [1]

Laju feed (F), kgmol/jam	500,00
Laju distilate (D), kgmol/jam	250,00
Laju bottom (B), kgmol/jam	250,00
Komposisi umpan (Xf), fraksi mol metanol	0,5
Komposisi distilate (Xd), fraksi mol metanol	0,99
Komposisi bottom (Xb), fraksi mol metanol	0,01
Perbandingan refluks (reflux ratio)	1,5
Jumlah tray	14
Letak tray umpan	7
Tekanan operasi, atm	1,0
Beban energi kondensor, 10^7 kJ/jam	2,189
Beban energi reboiler, 10^7 kJ/jam	2,122

Kolom tunggal dirancang dengan basis perbandingan refluks sebesar 1,5 kali perbandingan refluks minimum. Sistem yang digunakan adalah metanol-air pada tekanan 1 atm. Kemurnian produk adalah 99% fraksi mol metanol pada distilat dan 1% fraksi mol metanol pada produk bawah. Konsumsi energi panas untuk reboiler adalah sebesar 2.122×10^7 kJ/jam dan energi panas untuk condenser adalah sebesar 2.189×10^7 kJ/jam

Pada penelitian ini, variabel yang dioptimasi (*objective function*) adalah beban energi condenser (Q_c) dan beban energi reboiler (Q_r), sedangkan variabel yang dimanipulasi adalah *top pressure* (P_t), *level condenser* (L_c), *temperatur feed* (T_f), *fraksi feed* (X_f) dan *laju feed* (F).

PERANCANGAN

Struktur dan Training JST

Pemodelan pada penelitian ini akan menggunakan JST - MLP (Multi Layer Perceptron) dengan struktur

NARX (Nonlinear AutoRegressive, *eXternal input*) dimana variabel *input* JST mengandung *input* (U) dan *output* (Y) masa sekarang dan lampau [7]. Persamaan *output* model \hat{Y} dapat ditulis sebagai berikut:

$$\hat{Y} = f(Y_1, Y_2, U_1, U_2) \quad (16)$$

dimana:

$$\hat{Y} = [\hat{y}_1(k+1) \ \hat{y}_2(k+1)]^T$$

$$Y_1 = [y_1(k), y_1(k-1), \Lambda, y_1(k-n_{y1})]$$

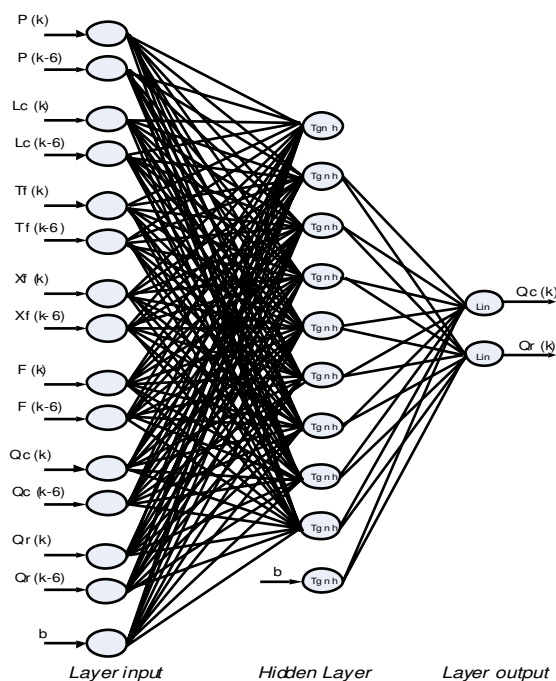
$$Y_2 = [y_2(k), y_2(k-1), \Lambda, y_2(k-n_{y2})]$$

$$U_1 = [u_1(k), u_1(k-1), \Lambda, u_1(k-n_{u1})]$$

$$U_2 = [u_2(k), u_2(k-1), \Lambda, u_2(k-n_{u2})]$$

dimana n_y dan n_u adalah *history length* untuk *output* dan *input* proses.

Menurut [3], pemilihan jumlah *layer* adalah tiga yaitu *layer input*, *layer hidden* dan *layer output* dengan fungsi aktivasi *hyperbolic tangent* pada *hidden neuron* dan fungsi aktivasi *linear* pada *output neuron*, sudah mampu memodelkan sistem dinamik dengan baik. Hal ini sudah dibuktikan untuk memodelkan kolom distilasi menggunakan Matlab dan divalidasi dengan *software* Hysys [3][4]



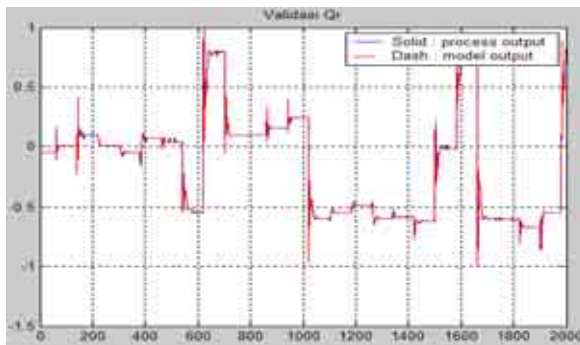
Gambar 6. Struktur model JST

Gambar 6 adalah JST MLP berstruktur *input* NARX dengan jumlah *layer* dan fungsi aktivasi sesuai [7]. *Input* JST terdiri dari *flow feed* (F), *temperatur feed* (T_f), *fraksi feed* (X_f), *pressure top* (P_t), *level condenser* (L_c) serta *feed back* dari *output* yaitu Q_c , Q_r pada *sampling* ke- k sampai *sampling* ke- $k-6$ atau dengan *history length* 7, sedangkan *output* JST terdiri dari Q_c dan Q_r *sampling* ke- k . *Input node* terdiri dari 50 *node* (ditambah *node bias*), *hidden node* terdiri dari

9 *node* dan *output node* terdiri atas 2 *node*. Sehingga akan menghasilkan matrik $V=50 \times 9$ yang merupakan bobot pengali antara *layer input* dengan *layer hidden* dan matrik $W = 9 \times 2$ yang merupakan bobot pengali antara *layer hidden* dengan *layer output*.

Validasi model yang telah dibuat terhadap *plant* dilakukan dengan memberikan *input* yang belum pernah dilatihkan kepada JST dan mencatat *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang terjadi sepanjang *N* sample validasi, seperti Gambar 7. *Root Mean Squared Error* (RMSE), dapat ditulis sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (17)$$



Gambar 7. Validasi *output* model JST dan *output* Q_r

SIMULASI DAN PEMBAHASAN

Optimasi Proses kolom distilasi

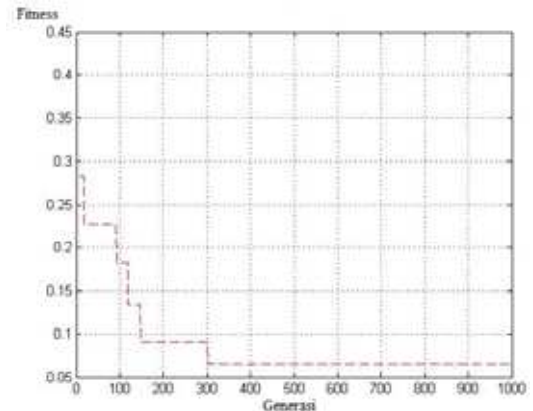
Optimasi algoritma genetika dilakukan untuk memperoleh nilai dari variabel proses kolom distilasi yang menghasilkan *fitness* terbaik, yaitu *flow feed* (F), temperatur *feed* (T_f), fraksi *feed* (X_f), *pressure top* (P_t), dan level *condenser* (L_c) sehingga diperoleh beban energi pada *condenser* dan *reboiler* yang minimum.

Optimasi algoritma genetika terhadap *plant* dalam hal ini dilakukan secara *offline* dengan menggunakan pemodelan JST yang telah melalui proses *training* dan validasi.

Penentuan populasi awal dilakukan secara acak pada range operasi variabel proses kolom distilasi, yaitu pada variabel *top pressure* (P_t), level *condenser* (L_c), temperatur *feed* (T_f), fraksi *feed* (X_f) dan laju *feed* (F). Sedangkan *cost function* adalah jumlah pemakaian energi *condenser* (Q_c) dan beban energi *reboiler* (Q_r).

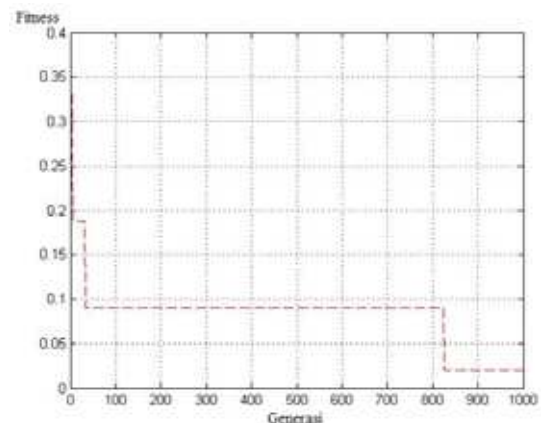
Optimasi algoritma dilakukan sebanyak tiga kali *running* dengan jumlah generasi 1000, ukuran populasi 50, probabilitas *crossover* 0,6 dan probabilitas 0,001. Grafik kromosom terbaik pada setiap generasi untuk *running* 1 dapat dilihat pada Gambar 8. Dari Gambar 8 menjelaskan besarnya nilai *fitness* terbaik untuk tiap generasi. Untuk *running* 1 didapat-

kan *fitness* terbaik pada generasi 302 sebesar 0.065753. Besarnya nilai *fitness* menandakan fungsi dalam algoritma genetika untuk representasi target yang diinginkan. Dari *running* 1 didapatkan variabel proses seperti pada Tabel 2

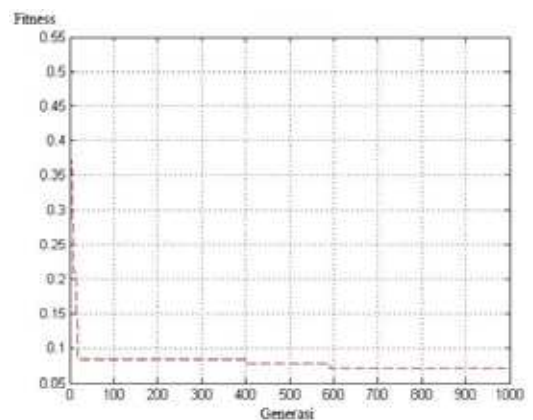


Gambar 8. *Fitness* algoritma genetika pada *running* 1

Sedangkan grafik kromosom terbaik pada setiap generasi untuk *running* ke 2 dan ke 3 dapat dilihat pada Gambar 9 dan 10.



Gambar 9 *Fitness* algoritma genetika pada *running* 2



Gambar 10 *Fitness* algoritma genetika pada *running* 3

Dari ketiga *running* diatas didapatkan hasil kromosom yang optimal pada *running* kedua, hal ini

ditandai dengan kecilnya nilai *fitness* yang ditemukan. Sifat pencarian algoritma genetika yang heuristik menyebabkan optimasi bersifat random, sehingga berpengaruh pada proses pencarian *fitness* yang optimal. Dari proses *running* sering ditemukan hasil yang berbeda pada tiap *running* sehingga frekuensi *running* berdasarkan *trial and error* sangat mempengaruhi ditemukannya kromosom yang optimal. Hasil dari optimasi algoritma genetika dari ketiga *running* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil optimasi algoritma genetika

	Running 1	Running 2	Running 3
Pressure	108.521	106.846	109.858
Level Condenser	33.8247	30.2894	33.716
Temperatur feed	80.5827	83.4816	81.7265
Fraksi feed	0.483821	0.525819	0.49582
Feed	508.736	493.518	508.549
Fitness	0.065753	0.021005	0.064977
Generasi	302	825	605

Pengujian Hasil Optimasi Algoritma Genetika pada Plant kolom distilasi

Pengujian hasil dari optimasi algoritma genetika ini dilakukan secara manual dengan memasukan nilai variabel *pressure top*, level *condenser*, temperatur *feed*, fraksi *feed* dan *flow feed* dalam simulasi *plant* kolom distilasi pada *software* Hysys Variabel proses yang akan dimasukan dalam simulasi *plant* merupakan variabel hasil optimasi algoritma genetika dengan *fitness* terbaik. Dari ketiga *running* algoritma genetika pada Tabel 2 didapatkan kromosom terbaik pada *running* kedua, hal ini dapat dilihat dari nilai *fitness* yang terbaik yaitu *fitness* yang paling minimum

Dari hasil *running* kedua pada Tabel 2 didapatkan variabel dengan *fitness* terbaik, yaitu *pressure top* 106.846 kPa, level *condenser* 30.2894 %, temperatur *feed* 83.4816 C, *Feed* 493.518 kgmol/jam, fraksi *feed* 0.525819 (metanol), dari kelima variabel tersebut kemudian diinputkan pada *plant* kolom distilasi di *software* Hysys secara manual.

Dengan memasukan kelima nilai variabel tersebut dalam *software* Hysys di dapatkan nilai *Qc* dan *Qr* sebesar 1.83×10^7 kJ/jam dan 1.33×10^7 kJ/jam. Sedangkan nilai *Qc* dan *Qr* sebelum dioptimasi adalah 2.189×10^7 kJ/jam dan 2.122×10^7 kJ/jam. Dari hasil pengujian ini menunjukkan bahwa optimasi algoritma genetika telah mampu mengoptimasi *plant* dengan ditemukannya nilai dari *Pt*, *Lc*, *Tf*, *Xf* dan *F* yang menghasilkan beban energi pada *condenser* dan *reboiler* yang minimum. Hal ini dibuktikan dengan nilai *Qc* dan *Qr* yang didapatkan dari hasil optimasi algoritma genetika lebih kecil dari sebelumnya.

Utility Cost

Perhitungan *utility cost* dalam penelitian ini dibatasi hanya pada biaya utilitas yaitu biaya *steam* pada *reboiler* dan biaya *cooling water* pada *condenser*
 $Q_r = 2.122 \times 10^7$ kJ/hr = 2.0113×10^7 BTU/hr
 Operating hour = 8000 hour/year

Dari tabel properties termodinamik *steam* [5] didapatkan untuk tekanan sebesar 14.69 (*low pressure steam*) $\Delta H = 1151.713 - 183.3 = 968.41$ BTU/(lb)(hr)

$$m = Q/\Delta H = 2.0113 \times 10^7 / 968.41 = 20768.72 \text{ lb/hr} \\ = 20768.72 \times 8000 = 1.66 \times 10^8 \text{ lb/year}$$

Jika ingin mengetahui *annual utility cost steam* maka hasil diatas dikalikan dengan harga *utility cost* pada Tabel 3 [8].

Tabel 3. Harga utilitas

Utilitas	biaya (Januari.1979)
Uap: 100 psig	1.00 - 2.00/1000 lb
Air pendingin: river or salt	0.04 - 0.12/1000 gal

Dengan dasar harga utilitas pada Tabel 3 maka dapat dihitung besar biaya utilitas yang harus dibayar seperti yang tercantum dalam Tabel 4.

Harga pada Tabel 4 adalah harga pada bulan Januari 1979. Untuk mengestimasi harga pada tahun ini maka digunakan Marshall dan Swift indeks [8].

$$\frac{\text{indeks tahun 2006}}{\text{indeks tahun 1979}} \times \text{harga tahun 1979} = \text{harga tahun 2006}$$

Tabel 4. Biaya utilitas pada Januari 1979

Keterangan	sebelum	optimasi
Reboiler duty(kJ/hr)	2.122×10^7	1.05×10^7
Condenser Duty(kJ/hr)	2.189×10^7	1.85×10^7
Steam Demand(lb/year)	1.66×10^8 lb	8.22×10^7 lb
Cooling Water Demand(lb/year)	1.71×10^8 lb	1.448×10^8 lb
Steam Cost(\$/year)*	2.49×10^5	1.23×10^5
Cooling Water Cost(\$/year)*	6.84×10^3	5.79×10^3

Tabel 5. Harga steam dan cooling water tahun 2006

	Sebelum optimasi	Sesudah optimasi
Steam Cost(\$/year)	1.49×10^6	7.4×10^5
Cooling Water Cost(\$/year)	8.08×10^5	3.48×10^4

Dari Tabel 5 dapat diketahui bahwa optimasi algoritma genetika dapat menghemat biaya operasi pada *condenser* dan *reboiler* sebesar 46.2 % pertahun.

KESIMPULAN

- Pemodelan kolom distilasi yang *nonlinear* dan kompleks dengan JST berstruktur NARX dan menggunakan algoritma belajar Levenberg-Marquardt dengan RMSE pemodelan terbaik diperoleh sebesar 3.9974×10^{-4} untuk Qc dan 1.7435×10^{-4} untuk Qr.
- Dari hasil optimasi algoritma genetika pada proses kolom distilasi, menghasilkan nilai Qc sebesar 1.83×10^7 kJ/jam dan Qr sebesar 1.33×10^7 kJ/jam dengan nilai variabel proses berupa pressure 106.846 kPa, level condenser 30.289%, temperatur feed 83.48 °C, Xf 0.5258, flow feed 493.518 kgmol/hr.
- Berdasarkan analisa utility cost, optimasi algoritma genetika memberikan penghematan sebesar 46.2 %.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Biyanto, TR., "LV, DV and RR-V Binary Distillation Column Control Performance Evaluation", *Industrial Electronic Seminar V 2005*, Electronic Engineering Polytechnic Institute of Surabaya – ITS, Surabaya, November 24th, 2005
- [2] Biyanto, TR., Kusmartono, B, Mahfud, AH., "Controllability and Total Annual Cost Analysis of Design and Control Acetone-Ethanol-Butanol Distillation Column with Heat Integration", *Journal Academia ISTA* Vol.10 No 1, June 2005.
- [3] Biyanto, TR., Handogo, R., Suhartanto, T., "Modeling a binary distillation column using a Neural Network", *Chemical Technology for Indonesian Natural Resources Process Seminar*, Yogyakarta UPN Veteran University, Yogyakarta, 2004.
- [4] Biyanto, TR., Santosa, HH, "Modeling of methanol-water binary distillation column using a Neural Network", *Journal Instrumentasi* Vol 28 No1, Instrumentation Society of Indonesia, Jakarta. Januari –June 2004,
- [5] Geankoplis, Christie J., *Transport Process and Unit Operation*, Prentice Hall, India, 1997
- [6] Luyben M, Luyben W, *Essential of Process Control*, McGraw-Hill Chemical Engineering Series. 1997
- [7] Norgaard, M., Ravn, O., Paulsen, N.K., Hansen, L.K., *Neural Network for Modelling and Control Dynamic Systems*, Springer, 2000.
- [8] Peters, Timmerhaus, *Plant Design and Economics for Chemical Engineers*, McGraw-Hill Book Company. New York. 1996
- [9] Wang, Kefeng, Qian, Yu, "Synthesis and Optimization of Heat Integrated Distillation System using Improved Genetic Algorithm", *Chemical Engineering Research Center*, South China University of technology, Guangzhou, China, 1997.